



WSG 30/93

**Landnutzungsdaten zur Modellierung Zellularer Mobilfunknetze:
Der Integrative Einsatz digitaler Bildverarbeitungstechniken
und Geographischer Informationssysteme
zur Erfassung urbaner Strukturen**

Petra Stauer, Klaus Steinnocher und Michael Franzen

Institut für Wirtschafts-
und Sozialgeographie

**Wirtschaftsuniversität
Wien**

Department of Economic
and Social Geography

**Vienna University of
Economics and Business
Administration**

Centre for Theoretical and Applied Economic Geography (TAEG)

Department of Economic and Social Geography

Head: Prof. Dr. Manfred M. Fischer

Vienna University of Economics & Business Administration

A - 1090 Wien, Augasse 2-6, Tel. +43 (1) 313 36 - 4836

Editor: Prof. Dr. Manfred M. Fischer

Managing Editor: Mag. Petra Staufer

WSG 30/93

Landnutzungsdaten zur Modellierung Zellularer Mobilfunknetze:

**Der Integrative Einsatz digitaler Bildverarbeitungstechniken und
Geographischer Informationssysteme zur Erfassung urbaner Strukturen**

Petra Staufer, Klaus Steinnocher und Michael Franzen

WSG-Discussion Paper 30

June 1993

Gedruckt mit Unterstützung
des Bundesministerium
für Wissenschaft und Forschung
in Wien

**WSG Discussion Papers are interim
reports presenting work in progress
and papers which have been submitted
for publication elsewhere.**

ISBN 3 85037 035 6

LANDNUTZUNGSDATEN ZUR MODELLIERUNG ZELLULARER MOBILFUNKNETZE:

DER INTEGRATIVE EINSATZ DIGITALER BILDVERARBEITUNGSTECHNIKEN UND GEOGRAPHISCHER INFORMATIONSSYSTEME ZUR ERFASSUNG URBANER STRUKTUREN

Klaus Steinnocher*, Petra Staufer** und Michael Franzen***

ZUSAMMENFASSUNG

Zur effizienten Planung von zellularen Mobilfunknetzen ist es notwendig, die Funkwellenausbreitung in Computermodellen zu simulieren. Dazu benötigt man neben einem digitalen Höhenmodell auch digitale Daten über die Oberflächenbedeckung/Landnutzung, die einen möglichst aktuellen Stand ausweisen und von ihrer Auflösung her hinreichend genaue Informationen liefern.

Die vorliegende Arbeit präsentiert eine Methode zur Detektion der benötigten Information aus Fernerkundungsdaten. Landnutzung setzt sich vor allem im urbanen Raum aus einer Mischung verschiedener Bodenbedeckungsformen zusammen. Eine multispektrale Klassifikation hochauflösender Fernerkundungsdaten alleine ist nicht ausreichend, da sie lediglich die Bodenbedeckung berücksichtigt. Eine Postklassifikation der Ergebnisse, die die räumliche Verteilung dieser Bedeckungen analysiert, erlaubt die geforderte Bestimmung der Landnutzung. Zusätzlich wird die Methode durch die Einbeziehung von texturaler Information erweitert. Als Alternative zum vorgestellten Verfahren wurden analoge Orthophotos visuell interpretiert und mit den automatisch klassifizierten Ergebnissen verglichen.

1. EINLEITUNG

Die ständig steigende Nachfrage nach mobiler Telekommunikation zwingt die Netzbetreiber, die aufgrund technischer Parameter limitierte Anzahl der verfügbaren Funkkanäle effizient zu nutzen und die Basisstationen der einzelnen Versorgungsbereiche optimal im Raum zu plazieren. Diese ist ausschlaggebend für die Gesamtkapazität des Systems, denn durch sie kann in einem definierten Bereich eine größere Zahl von Teilnehmern funktechnisch versorgt werden. Deshalb wird das zu versorgende Gebiet - funktechnisch gesehen - in kleinere abgegrenzte Gebiete, die Funkzellen, aufgeteilt und durch Frequenzwiederbenutzung die Kapazität gesteigert. Dies bedingt relativ niedere Antennenhöhen an der Basisstation und bewirkt, daß sich die Funkwellen fast gänzlich im Bereich der Flächennutzung der Erdoberfläche ausbreiten und wegen ihrer geringen Wellenlänge davon maßgeblich beeinflusst werden.

Zur effizienten Planung von Mobilfunknetzen ist es daher notwendig, die Funkausbreitung in Computermodellen zu simulieren. Dazu benötigt man neben einem digitalen Höhenmodell (DHM) auch digitale Daten über die Landnutzung, die einen möglichst aktuellen Stand ausweisen und von ihrer Auflösung her hinreichend genaue Informationen liefern. Nachrichtentechniker und Funknetzplaner sind daher mit dem Problem konfrontiert, mögliche Datenquellen zu identifizieren, die relativ kostengünstig flächendeckend die geforderten digitalen Primärinformationen (Inputdaten) für diese Funkausbreitungsmodelle zur Verfügung zu stellen imstande sind.

Um die benötigten Informationen über die Oberflächenbedeckung zu erhalten, bieten sich Satellitenbilder - als Produkte der modernen Fernerkundung - geradezu an. Die Datenakquisition und erste Bearbeitungsschritte (pre-processing) werden unabhängig von menschlichen Einflüssen durchgeführt und sind daher nicht - wie kartographische Produkte bzw. Daten-/Informationsquellen - individuell geprägt. Sie stellen vielmehr quasi-Primärdaten dar, da die Pixel-Werte eine integrierte Reflexion eines korrespondierenden Gebietes der Erdoberfläche widerspiegeln. Es ist wichtig anzumerken, daß diese auflösungsbedingte Integration über die Pixel-Fläche der einzige Transformations- bzw. Aggregationsschritt während der Phase des Datensammelns ist und somit eine Art "Objektivität" des Ausgangsdatenmaterials vorausgesetzt werden kann.

* Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung, Technische Universität Wien

** Abt. 1, Institut für Wirtschafts- und Sozialgeographie, Wirtschaftsuniversität Wien

*** Abt. Datenerfassung, Datenverarbeitung / Fernerkundung, Bundesamt für Eich- und Vermessungswesen

2. METHODIK

Das menschliche Gehirn verarbeitet bildhafte Informationen durch Interpretation der *spektralen und texturalen* Merkmale. Spektrale Merkmale einer Information im Bild werden durch verschiedene Frequenzen eines elektromagnetischen Spektrums beschrieben und im digitalen Bild durch Grauwerte repräsentiert. Texturale Eigenschaften hingegen geben Auskunft über die räumliche Verteilung dieser Grauwerte. Diese Überlegungen führen zu einem integrativen Ansatz, der spektrale und texturale Merkmale aus Bilddaten extrahiert und in einem Postklassifikationsprozeß verknüpft sowie interpretiert. Die in den Prozeß einfließenden Daten werden nach ihrer spektralen und geometrischen Eignung den jeweiligen Verarbeitungsschritten zugeordnet (z.B. TM - multispektrale-, SPOT - panchromatisch texturale Klassifikation).

Multispektrale Klassifikation

Überwachte, pixel-orientierte, multispektrale Maximum-Likelihood Klassifizierungen sind die am häufigsten angewendeten automatischen Verfahren zur Detektion der Oberflächenbedeckung aus Satellitenaufnahmen. Sie zeichnen sich durch eine fundierte theoretische Basis, relativ leicht zu implementierende Algorithmen und transparente, gut nachprüfbare Ablaufschemata aus (BOLSTAD und LILLESAND 1992). Derartige Verfahren eignen sich aber in erster Linie für die Klassifizierung von Oberflächenbedeckungen aus Satellitendaten, deren Auflösung im Bereich des Landsat MSS (80 Meter Pixel) liegt, und die Klassifikation mit der Intention durchgeführt wird, "grobe" Klassen - wie Wald, Stadt, landwirtschaftliche Nutzfläche, etc. zu identifizieren. Eine Anwendung dieser Algorithmen auf hochauflösende Landsat-TM Daten (30 Meter Pixel) wird jedoch nicht das gewünschte Ergebnis bringen. Die in ihrer Bedeutung (Thematik) homogenen Klassen (z.B. Park, dichte/mittlere/lockere Stadt, Verkehrsflächen, etc.) werden durch die hohe Auflösung des TM-Sensors als Vielzahl spektral verschiedener Landnutzungskomponenten wahrgenommen. Obwohl die TM-Daten viel mehr spektrale und räumliche Informationen als MSS-Daten enthalten, nimmt die Zuverlässigkeit der Ergebnisse der Landnutzungsklassifikation ab; dies gilt besonders für urbane Gebiete, die große spektrale und räumliche Variationen aufweisen. Daher ist es schwer- bis unmöglich, direkt aus der am einzelnen Pixel ansetzenden multispektralen Klassifikation Landnutzungsklassen zu identifizieren (vgl. ZHANG et al. 1988). Will man beispielsweise dicht und locker verbautes Stadtgebiet identifizieren, so wird die punkthafte multispektrale Klassifikation nur Oberflächenkomponenten wie Ziegeldächer, Asphalt-Straßen, Betonflächen, etc. identifizieren. Diese Komponenten kommen jedoch in beiden Stadt-Klassen vor, die sich aber nur durch die prozentuellen Anteile der diversen Komponenten unterscheiden.

Daher muß neben der spektralen Information auch deren räumliche Verteilung berücksichtigt werden. Das kann zum einen durch räumliche Analyse der Ergebnisse der multispektralen Klassifizierung, zum anderen durch die Texturanalyse von Primärdaten erfolgen (siehe Fig. 1).

Texturanalyse

Textur und Ton stehen in unmittelbarem Zusammenhang. Weist ein Gebiet innerhalb eines Bildes wenig Variationen von Grauwerten auf, so ist der Ton die dominante Eigenschaft. Bei starken Grauwertschwankungen hingegen ist die Textur das vorherrschende Merkmal (vgl. IRONS und PETERSEN 1981).

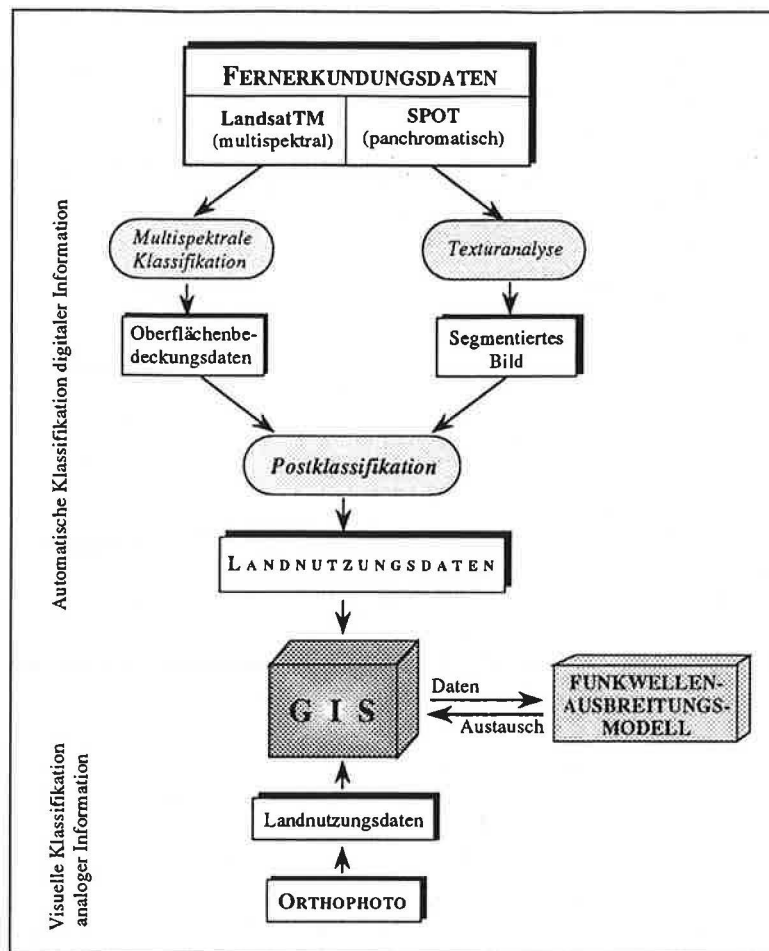
Die erkennbaren und errechenbaren Texturmerkmale hängen unmittelbar mit der Größe des gewählten Gebietes und der darinliegenden Pixelanzahl zusammen. Ein Testgebiet in der Größe eines Pixels liefert einen Grauwert als Toninformation, aber keine Texturinformation. Mit zunehmender Pixelanzahl und deren Grauwertvariationen wachsen auch die auswertbaren Texturmerkmale an. Theoretische Ansätze für die automatische Erkennung und Verarbeitung von Textur in einem digitalen Bild existieren bereits seit den 70er Jahren. Sie basieren auf Autokorrelation, Fourier-Transformationen und anderen statistischen Methoden, wie z.B. der Analyse von benachbarten Grauwerten entlang einer bestimmten Richtung.

Die normierte Grauwertabhängigkeitsmatrix GAM (vgl. HARALIK 1973) definiert den Zusammenhang zwischen den Grauwerten zweier benachbarter Pixel, die in einem bestimmten räumlichen Abstand in einer bestimmten Richtung im Bild auftreten, das eine mit dem Grauwert i , das andere mit dem Grauwert j .

$$GAM = f(d, r, BM)$$

(1)

Fig.1: Ein hybrider Ansatz zur Gewinnung von Landnutzungsdaten für die Modellierung zellulärer Mobilfunknetze



Die in den Abhängigkeitsmatrizen enthaltene Information über die Textur des analysierten Bildes kann mittels statistischer Ansätze in einzelnen Texturmerkmalen quantifiziert werden. Einer der von Haralick (1973) beschriebenen Ansätze ist das "inverse difference moment (IDM)":

$$IDM = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{1}{1+(i-j)^2} p_{ij} \quad (2)$$

- N_g ... Anzahl der möglichen Grauwerte
- IDM ... Texturmerkmal (invers difference moment)
- p_{ij} ... normierte Grauwertabhängigkeitsmatrix

Diese Methode erlaubt es, aus dem Originalbild digitale Bilder zu erzeugen, die bestimmte Ausrichtungen der Textur repräsentieren (horizontal, vertikal, links- und rechtsdiagonal), und deren Grauwerte ein bestimmtes Texturmerkmal in seiner Intensität beschreiben (z.B. hell - homogen, dunkel - inhomogen).

Postklassifikation der Ergebnisse einer multispektralen Klassifikation

Um Landnutzungsklassen identifizieren zu können, muß vorausgesetzt werden, daß die einzelnen Klassen aus zwei oder mehreren spektral verschiedenen Komponenten, deren Anteile je nach Klassenzugehörigkeit variieren, zusammengesetzt sind. Daher wurden Algorithmen entwickelt, die eine Extraktion von "inhomogenen" Landnutzungsklassen aus den multispektral vorklassifizierten Daten ermöglichen (vgl. GONG und HOWARTH 1992, GUO und MOORE 1991, JOHNSON und KANONIER 1991).

Der vorliegende **Postklassifikationsalgorithmus** (BÜHLER und STEINNOCHER 1991) arbeitet nach einem hierarchisch strukturierten linearen IF-THEN-Regelsystem. Die Entscheidungen basieren auf der **Verteilung der primären Klassen** in einer lokalen räumlichen Umgebung, deren Ausdehnung variabel gestaltet werden kann. Darüber hinaus kann die Auflösung des Output-Bildes gegenüber der des Input-Bildes um einen ganzzahligen Faktor verringert werden. Die Regeln sind nach folgendem Schema aufgebaut:

```

IF       $\Sigma \text{ Inputklasse}/n \geq x\%$ ,
THEN   Outputklasse_1
ELSE   IF       $\Sigma \text{ Inputklasse}/n \geq x\%$ ,
        THEN   Outputklasse_2
        .
        .
        .
ELSE   IF       $\Sigma \text{ Inputklasse}/n \geq x\%$ ,
        THEN   Outputklasse_n

```

3. ANWENDUNGSBEISPIEL AGGLOMERATIONSRAUM WIEN

Für die durchgeführte Pilotstudie wurde aus Gründen der Datenverfügbarkeit der urbane Agglomerationsraum Wien ausgewählt. Die verwendeten Datensets umfassen Ausschnitte einer multispektralen Landsat TM-Szene und einer panchromatischen SPOT-Aufnahme, sowie als Referenzinformation analoge Orthophotos (siehe Tab. 1).

Tab. 1: Datengrundlagen

Datenquelle	Größe des Bildes	Auflösung
Landsat TM	1024 x 1024 pixel	30 x 30 m ²
SPOT panchromatisch	800 x 1000 pixel	10 x 10 m ²
Orthophotos (analog)	5 x 10 km ²	1:10000

Die für die Funkausbreitungsmodellierung benötigten **Landnutzungsklassen** wurden von Seiten der Nachrichtentechniker explizit vorgegeben (siehe Tab. 2).

Tab. 2: Flächennutzungsklassen

Klasse	Flächennutzung
1	Wald
2	Stadt dicht verbaut H/B > 1
3	Stadt, Kleinstadt, Vorstadt H/B ≈ 1
4	Vorstadt, Stadtrandsiedl., Dorf, Villenviertel H/B < 1
5	quasi offen, Park (Wiese mit wenigen Baumgruppen)
6	offen, Wiese, Wald, Felder
7	Gewässer
10	Industriegebiet, versiegelte Flächen (nur TM)
11	versiegelte Fläche offen (nur Orthophoto)
12	versiegelte Fläche verbaut (nur Orthophoto)
15	undefiniert

H - typische Gebäudehöhe; B - typische Straßenbreite bzw. Abstand zwischen den Gebäuden

Die Kanäle 1-5 und 7 der LandsatTM-Daten wurden einer **überwachten multispektralen Klassifikation nach der Maximum Likelihood Methode** unterworfen. Als Software stand das Bildverarbeitungssystem ERDAS auf einer HP 9000/730 zur Verfügung. Die gesuchten Klassen wurden entsprechend ihrer unterschiedlichen internen Ausprägung im multispektralen Bild in 36 Subklassen aufgeteilt, z.B. offenes Gelände in Wiese, Acker bebaut, Acker unbebaut, Weingarten, etc. Nach Abschluß dieses Klassifizierungsschrittes konnten die entsprechenden Subklassen zu 9 Oberflächenbedeckungsklassen (*primäre Klassen*) aggregiert werden (siehe Tab. 3).

Tab. 3: Oberflächenbedeckungsklassen ermittelt durch multispektrale Klassifikation

Klasse	Oberflächenbedeckung
I	Feld/Wiese
II	brachliegende Böden (incl. Weingärten)
III	City-Gebiete
IV	Vorstadt
V	versiegelte Flächen
VI	Wald
VII	Park
VIII	Gewässer
IX	undefiniert

Probleme der multispektralen Klassifikation traten im vorliegenden Fall bei der Abgrenzung des verbauten Gebietes auf. Einzelpixel, welche die gleiche Charakteristik besaßen, traten auch im unverbauten Raum auf. Eine geeignete "Maske", welche diese Zuordnung korrigiert, wurde erforderlich.

Das im panchromatischen Modus aufgenommene **SPOT-Bild**, das keiner multispektralen Klassifikation unterworfen werden kann, bot sich durch seine hohe geometrische Auflösung für eine **Texturanalyse** an. Als Ergebnis wurde eine Differenzierung verschieden stark texturierter Bereiche angestrebt, zur schärferen Abgrenzung der als verbaut auszuweisenden Gebiete. Auf einem Transputer Netzwerk¹ wurden Textur-Bilder mit folgenden Parametern berechnet:

- Richtungen: vertikal, horizontal, links- und rechtsdiagonal,
- räumliche Distanz: 2 Pixel,
- räumliche Umgebung: 9 x 9,
- Texturmerkmal: IDM (Inverse Difference Moment).

Im nächsten Schritt wurden die vier Texturbilder einer einfachen Segmentierung unterworfen, die den Informationsgehalt auf zwei Zustände reduzierte - stark texturiert contra schwach texturiert. Diese vier binären Bilder enthalten hochtexturierte Bereiche in Abhängigkeit einer der o.a. Richtungen. Da sich verbaute Gebiete durch richtungsunabhängige starke Texturierung auszeichnen, ergibt eine logische AND Verknüpfung der richtungsabhängigen Texturbilder die gesuchten Gebiete. Zur Elimination von Ausreißern wurde das verknüpfte Bild mit einem Medianfilter geglättet und Flächen, die eine bestimmte Mindestgröße unterschreiten, der Gegenklasse zugeordnet. Das Ergebnis entspricht der oben geforderten Maske. Die Verschneidung der in der multispektralen Klassifikation als verbaut ausgewiesenen Gebiete mit der Texturmaske erfolgte mittels Regeln (siehe Tab. 4):

Tab. 4: Regelkomplex zur Verknüpfung texturaler und multispektraler Information:

Multispektrale Klasse	Texturale Klasse	Verknüpfung
City-Gebiete	verbaut	City-Gebiete
City-Gebiete	unverbaut	versiegelte Fläche
Vorstadt	verbaut	Vorstadt
Vorstadt	unverbaut	offene Böden

Deutliche Verbesserungen zeigen sich in Gebieten mit brachliegenden Böden, die teilweise auf Grund spektraler Ähnlichkeiten als Vorstadt klassifiziert worden waren. Innerhalb des urbanen Raumes ermöglicht die Verknüpfung das Erkennen von großflächigen Gleisanlagen und offenen versiegelten Flächen.

Nach der Klassifikation der Bodenbedeckungsformen wurde eine Nachbarschaftsanalyse und Zuordnung der geforderten Landnutzungsklassen in einer **Postklassifikation** durchgeführt. Für den **ersten Trainingslauf** wurden die Regeln empirisch ermittelt. Die lokale Umgebung hatte eine Ausdehnung von 100x100m², die im Output-Bild auf einen 50x50m² Raster abgebildet wurde. Nach mehreren Iterationsschritten konnte folgender Regelkomplex aufgestellt werden (siehe Tab. 5).

¹ System: Impuls 2400, Bildverarbeitungssoftware: entwickelt am Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung, TU Wien (Babnik und Steinnocher 1991)

Tab. 5: Regelkomplex des ersten Trainingslaufs

IF Input-Klasse	≥ %	THEN Output-Klasse
IX (undefiniert)	50	15 (undefiniert)
VIII (Wasser)	30	7 (Wasser)
III (City-Gebiete)	85	2 (Stadt dicht)
V (versiegelt)	70	10 (versiegelt)
VI (Wald), VII (Park)	70	1 (Wald)
IV (Vorstadt)	60	3 (Stadt mittel)
I (Feld), II (Boden)	85	6 (offen)
III (City-Gebiete)	60	3 (Stadt mittel)
IV (Vorstadt)	20	4 (Stadt locker)
ELSE		5 (halb offen)

In einem **zweiten Trainingslauf** wurde (i) die lokale Umgebung auf $150 \times 150 \text{m}^2$ angehoben, und (ii) die Regeln leicht modifiziert (siehe Tab. 6). Die Ergebnisse der beiden Trainingsläufe unterscheiden sich vor allem im Grad ihrer Generalisierung.

Tab. 6: Regelkomplex des zweiten Trainingslaufs

IF Input-Klasse	≥ %	THEN Output-Klasse
IX (undefiniert)	50	15 (undefiniert)
VIII (Wasser)	30	7 (Wasser)
III (City-Gebiete)	60	2 (Stadt dicht)
V (versiegelt)	50	10 (versiegelt)
VI (Wald), VII (Park)	60	1 (Wald)
IV (Vorstadt)	60	4 (Stadt locker)
I (Feld), II (Boden)	60	6 (offen)
III (City), IV (Vorstadt)	50	3 (Stadt mittel)
ELSE		5 (halb offen)

Visuelle Klassifikation von Orthophotos

Zur Überprüfung des Verfahrens erfolgte eine visuelle Klassifikation der gesuchten Objektklassen mit Hilfe von Orthophotos im Maßstab 1:10000. Im Gegensatz zu den bisher beschriebenen pixelorientierten Verfahren stellt dieser Schritt eine flächenhafte Methode dar, welche zusätzlich unter dem Gesichtspunkt der "Erfahrung" der Interpreten gewichtet werden muß. Die Richtlinien für die Klassifikation entsprachen den in Tab. 2 definierten Klassen, ohne weitere Abstimmung oder Vorgabe von Musterflächen.

Zwei Orthophotos (ÖLK 7635-100 und 7635-102), welche alle gesuchten Objektklassen enthalten, wurden von 5 Testpersonen unabhängig klassifiziert. Die Begrenzungspolygone wurden digitalisiert und als Referenzdaten in ARC/INFO übernommen, bereinigt und topologisch aufbereitet. Anschließend erfolgte die Zuweisung der Objektklassen zu den einzelnen Polygonen. Nach dieser Zuordnung erfolgte für jedes Klassifizierungsergebnis eine Vektor-Raster Konvertierung als Vorbereitung für den Vergleich mit den Ergebnissen aus den pixelorientierten Verfahren.

4. BEWERTUNG DER ERGEBNISSE

Nach Abschluß der Aufbereitungsphase standen somit für die weitere Bearbeitung folgende Daten zur Verfügung:

- die **multispektrale Klassifikation** des TM-Bildes;
- die **Texturbilder** der SPOT-Szene;
- die **Postklassifikation**, ausgehend von der überarbeiteten multispektralen Klassifikation (siehe Abb. 1);
- von 5 Bearbeitern durchgeführte **visuelle Klassifikationen** der Orthophotos in *Vektor- und Rasterform* (siehe Abb. 1);

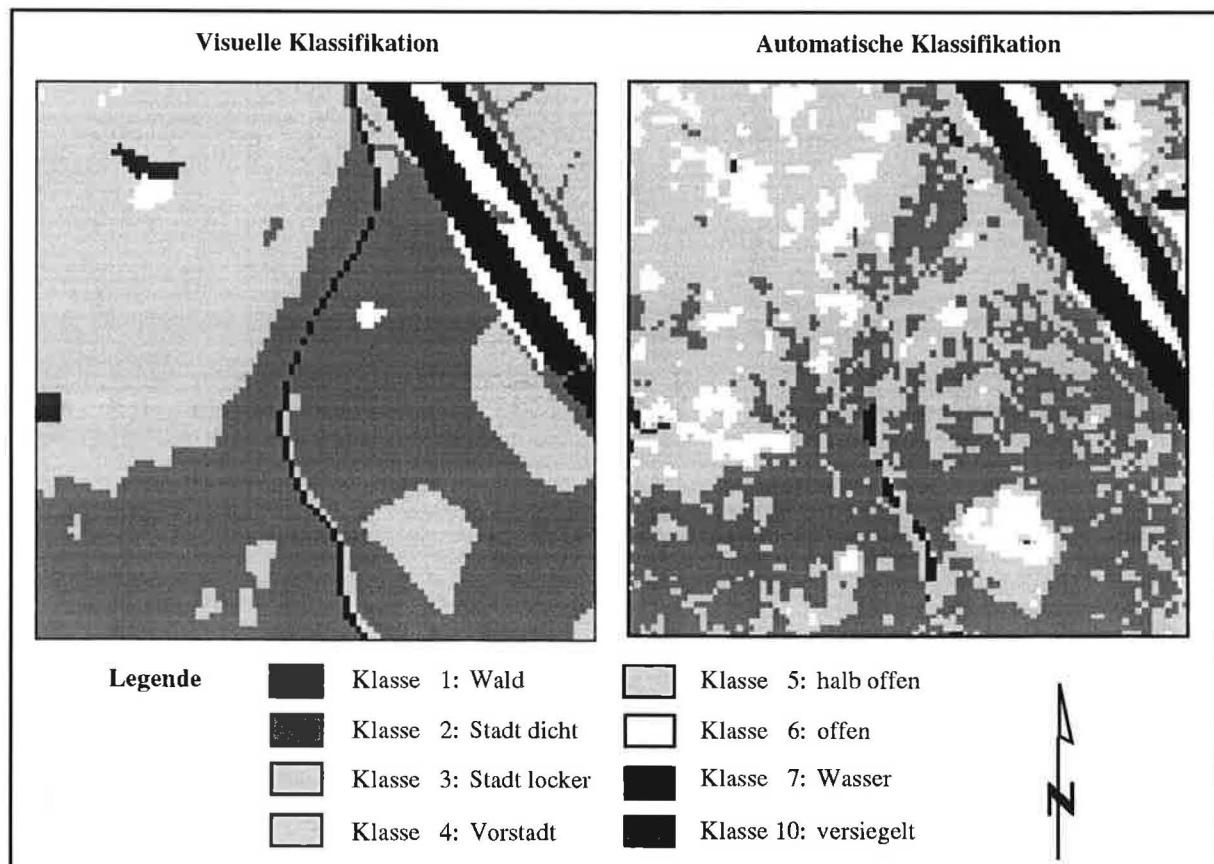
Für die Bewertung der Ergebnisse aus dem Vergleich der unterschiedlichen Verfahren wurden alle Daten in das Rastermodul GRID des ARC/INFO Systems gebracht und für die Auswertung aufbereitet. Der Einsatz des GIS ist bei der vorliegenden Aufgabenstellung unter zwei Gesichtspunkten zu sehen:

- Das GIS dient als *Werkzeug zur Bewertung eines Klassifikationsverfahrens*, der Analyse der Ergebnisse und der Verbesserung der eingesetzten Methoden. Mit seiner Hilfe soll das Verfahren laufend geprüft und verfeinert werden.
- Nach der endgültigen Festlegung der Verfahrensparameter liegen die Daten in einem Raster-GIS vor und können für die *Modellierung der Funkwellenausbreitung* herangezogen werden.

Durch **Verschneidung der einzelnen Ergebnisse und Interpretation** dieser Auswertungen konnten die in den folgenden Punkten näher beschriebenen Untersuchungen durchgeführt werden.

- **Vergleich der visuellen Klassifikationen mit der multispektralen Klassifikation und der Postklassifikation (Vektor - Raster):** Zur ersten groben Kontrolle der Ergebnisse wurde das Vektormodell der visuellen Klassifikation dem Rastermodell der multispektralen Klassifikation überlagert. Auf diesem Weg zeigte sich ein hohes Maß an Übereinstimmung, wenn man gedanklich über das Untersuchungsgebiet integriert. Der Vergleich mit den Varianten der Postklassifikation schien zufriedenstellend, die Integration war über den Algorithmus realisiert worden.
- **Vergleich der visuellen Klassifikationen mit der Postklassifikation:** Mit Hilfe des ARC-Info Moduls GRID konnte eine nähere Untersuchung der vorliegenden Daten vorgenommen werden, wobei die Ergebnisse der visuellen Interpretation in Rasterform einbezogen und mit den Ergebnissen der Postklassifikation verschnitten wurden (siehe Abb. 1). Differenzen treten vor allem im Übergangsbereich von Klassen auf, besonders deutlich werden sie bei den Klassen 3 und 5 (siehe Tab. 7)

Abb. 1: Vergleich einer visuellen Klassifikation mit der Postklassifikation



Tab. 7: Konfusionsmatrix - Postklassifikation kontra visuelle Klassifikation

POSTKLASS.	VISUELLE KLASSIFIKATION								
	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 10	% ident
Klasse 1	736	0	0	19	47	18	0	2	89.54*
Klasse 2	0	4546	509	27	32	12	19	91	86.82*
Klasse 3	0	1307	865	319	183	30	73	175	29.30*
Klasse 4	6	75	465	1875	361	100	1	65	63.60*
Klasse 5	83	119	139	83	142	136	39	144	16.05*
Klasse 6	200	27	198	860	716	1927	6	141	47.29*
Klasse 7	0	44	3	0	89	169	1347	4	81.34*
Klasse 10	0	669	310	46	41	47	59	911	43.73*
% ident	71.80*	66.98*	34.75*	58.07*	8.81*	79.01*	87.24*	59.4*3	59.78**

*) % der innerhalb der jeweiligen Klasse ident klassifizierten Pixel

**) % der insgesamt ident klassifizierten Pixel

- **Vergleich der visuellen Klassifikationen:** Zunächst wurden wieder alle vorliegenden Einzelergebnisse auf Übereinstimmungen hin geprüft. Dabei zeigen sich deutliche Differenzen in der Interpretation einzelner Klassen, Übergangunschärfen treten jedoch kaum auf. Vorallem die Klassen 3 und 5 wurden sehr unterschiedlich klassifiziert (siehe Tab. 8)

Tab. 8: Konfusionsmatrix - visuelle Klassifikation kontra visuelle Klassifikation

VIS. KLASS.	VISUELLE KLASSIFIKATION								
	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5	Klasse 6	Klasse 7	Klasse 10	% ident
Klasse 1	934	0	6	16	48	16	0	5	91.12*
Klasse 2	0	6498	315	11	99	8	21	185	91.05*
Klasse 3	0	319	1646	198	100	87	1	213	64.20*
Klasse 4	27	1	2090	1001	89	31	0	36	30.56*
Klasse 5	118	87	137	214	853	121	9	97	52.14*
Klasse 6	26	7	49	85	277	1926	39	69	77.72*
Klasse 7	0	15	0	15	53	26	1435	19	91.81*
Klasse 10	3	159	141	20	45	61	9	1100	71.52*
% ident	84.30*	91.70*	37.55*	64.17*	54.54*	84.62*	94.78*	63.81*	72.55**

*) % der innerhalb der jeweiligen Klasse ident klassifizierten Pixel

**) % der insgesamt ident klassifizierten Pixel

Die relativ großen Differenzen - sowohl zwischen visueller und automatischer Klassifikation als auch zwischen den jeweiligen visuellen Klassifikationen - in den Klasse 3, 4, und 5 werden auf Unschärfen in der Definition der von den Nachrichtentechnikern vorgegebenen Landnutzungsklassen (LNK) zurückgeführt. Markanterweise sind das jene LNKs, die sich aus mehreren Oberflächenbedeckungsklassen der multispektralen Klassifikation zusammensetzen. Weiters ist zu beachten, daß keiner der beiden Vergleichsdatensätze objektive Referenzdaten (z.B. Realnutzung) beinhaltet.

Die Analyse der Konfusionsmatrizen zeigt die wesentlichen Unterschiede der beiden Methoden auf:

- Die **visuelle Interpretation** grenzt die unterschiedlichen Objektklassen geometrisch exakt ab, innerhalb einer Klasse wird jedoch mehr oder weniger stark generalisiert. Grobe Klassifikationsfehler sind durch die Generalisierung möglich, so wurde z.B. die Alte Donau vom überwiegenden Anteil der Interpreten im Orthophoto nicht erkannt. Unterschiede zwischen zwei Bewertungen zeigen sich überwiegend großflächig, nicht aber im Detail.
- Die **automatische Klassifikation** weist zwar vorerst geometrisch die gröbere Auflösung auf, geht jedoch als pixel-orientiertes Verfahren auf lokale Klassenunterschiede ein. Durch die höhere spektrale Auflösung werden Unterschiede wesentlich leichter erkannt. Großflächige Fehlklassifikationen (z.B. Alte Donau im visuellen Verfahren) sind bei der automatischen Klassifikation (bei adäquater Auswahl der Trainingsgebiete) auszuschließen.

5. RESUMEE:

Die vorliegende Arbeit stellt einen integrativen Ansatz zur Landnutzungsklassifizierung aus Fernerkundungsdaten vor. Ein hybrider Datensatz - SPOT panchromatisch / Landsat TM - wird multispektral / textural analysiert und über ein Regelsystem unter Einbeziehung der räumlichen Nachbarschaft postklassifiziert. Die Einbindung von Texturinformation in simpler Form verbessert bereits die Aussage der multispektralen Klassifikation deutlich. Die Nachbarschaftsanalyse der Postklassifikation ermöglicht die Bestimmung inhomogener Landnutzungsklassen. Unabhängig vom automatischen Ansatz wurden analoge Orthophotos von fünf Bearbeitern visuell klassifiziert. Der Vergleich der Ergebnisse verdeutlicht die unterschiedlichen Charakteristika der Klassifikationsansätze. Die visuelle Methode wirkt großflächig integrierend, wodurch ein optisch (kartographisch) ansprechender Eindruck entsteht. Die automatische Klassifikation dagegen, geht auf lokale Klassenunterschiede ein und liefert somit die für die Modellierung der Funkwellenausbreitung relevanten Informationen. Bedenkt man darüber hinaus die nicht nachvollziehbare Subjektivität der visuellen Klassifikation im Gegensatz zur nachvollziehbaren Methodik des automatischen Ansatzes, so ist im Sinne einer Wiederholbarkeit der Klassifikation zu einem späteren Zeitpunkt zur Erkennung von Veränderungen (change detection) die automatische Klassifikation der visuellen vorzuziehen. In Ermangelung objektiver Referenzdaten kann keine absolute Aussage über die Validität der Ergebnisse getroffen werden.

Die Arbeit versteht sich als erster Schritt in Richtung eines integrativen Klassifikationsprozesses. Nächste Schritte werden die Einbeziehung komplexerer Texturinformation in einen erweiterten Ansatz der Postklassifikation sein.

Dank: Die Autor/innen danken den Kollegen vom HL-GIS 1993, die in einer Projektarbeit Vorarbeiten zu diesem Beitrag geleistet haben. Weiterer Dank gilt dem Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung (TU-Wien) und der Abteilung für Theoretische u. Angewandte Wirtschaftsgeographie, Institut für Wirtschafts- und Sozialgeographie, (WU-Wien) für das zur Verfügung stellen der Infrastruktur sowie der Hard- und Software.

Literatur

- Babnik, J. und Steinnocher, K. (1991): Digital Image Processing on a Transputer System. **Schriftenreihe der Österreichischen Computergesellschaft**, Band 58, S. 1-9.
- Bolstad, P.V. und Lillesand, T.M. (1992): Rule-Based Classification Models: Flexible Integration of Satellite Imagery and Thematic spatial Data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Vol. 58, No. 7, pp. 965-971.
- Bühler, H. und Steinnocher, K. (1991): Deriving Land Cover Data for Mobile Radio from Satellite Data. Paper presented at the European Cooperation in the Field of Scientific and Technical Research, Lund. COST 231 TD (91)/032.
- Gong, P. und Howarth, P.J. (1992): Land-use classification of SPOT HRV data using a cover-frequency method. **International Journal of Remote Sensing**, vol 13(8), S. 1459-1471.
- Guo, L.J. und Moore, J. (1991): Post-classification processing for thematic mapping based on remotely sensed image data, in IGARSS (Hrsg.): **Proceedings International Conference IEEE Geoscience and Remote Sensing Society**. June 3-7, 1991. Espoo, Finland, S. 2203-2206.
- Johnsson, K. und Kanonier, J. (1991): Knowledge based land-use classification, in IGARSS (Hrsg.): **Proceedings International Conference IEEE Geoscience and Remote Sensing Society**. June 3-7, 1991. Espoo, Finland, S. 1847-1850.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K. und Dinstein, I. (1973): Textural Features for Image Classification. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics** Vol.SSC-4, S.610-621.
- Irons, G.R., Petersen, G.W. (1981): Texture Transforms of Remote Sensing Data. **Remote Sensing of Environment** 11, S.359-370.
- Zhang, Z.-J., Shimoda, H., Fuke, K., Matsumae, Y. und Sakata, T (1988): New Classification Algorithm Using spatial Information for High Resolution Image Data. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, Vol. 27, B 7, Commission VII, S.778-785.